

# Weekly Report

## 基于神经网络的地图匹配算法

摘 要: 略

关键词: 地图匹配;

### Neural-Network-based Map Matching Method

**Abstract:** Omitted.

**Key words:** Omitted;

全球定位系统(Global Positioning System, GPS)是利用定位卫星, 在全球范围内实时进行定位、导航的系统。近年来, 顺应人们生活和工作的需要, 手机等便携式计算设备有了飞速的发展。大多数设备装有 GPS 模块, 使得人们更易于利用 GPS 数据实现诸如导航、重要目标定位等简单应用, 另一方面也更容易获取海量的 GPS 数据。越来越多的 GPS 数据为研究交通拥堵, 行程预测, 道路关联性分析等交通问题提供了新的研究途径<sup>[4]</sup>。然而, 由于设备性能及安全方面的原因, 往往无法获得准确、高频的 GPS 数据。由于卫星时间等参数的测量误差, 实际获取的 GPS 数据往往和真实位置有 1~20 米的偏移; 由于传输过程数据的丢失, 设备的流量及功耗, 实际的 GPS 数据采样频率通常是不稳定且存在大量低频数据的<sup>[2]</sup>。低频数据带来了两采样点之间轨迹的不确定性。这一不确定性在一些与 GPS 数据相关的研究中又称为采样误差<sup>[1]</sup>。

原始 GPS 点数据的测量误差及采样误差限制了很多基于地理位置的研究和应用。往往在使用这些数据前, 需要对它们进行一些预处理。地图匹配(Map Matching)则是解决该问题的数据预处理过程之一。地图匹配针对目标的出行数据, 假设获取的 GPS 数据都位于道路上, 结合 GPS 数据和道路网络数据即可估计出目标的出行轨迹和每个 GPS 数据点所在的道路及其大致位置。地图匹配算法按照应用类型可分为在线(online)处理和后(offline)处理算法, 按照所使用的技术类型可分为几何法(geometric), 拓扑法(topological), 概率法(probabilistic)和其它高级技术法(如隐马尔科夫模型 HMM)。目前比较著名的后处理地图匹配算法是基于 HMM 的地图匹配算法<sup>[2], [4], [5]</sup>, 这些算法针对稀疏有噪音的数据取得了比较好的效果。然而, 这些算法大部分针对某些限定条件的情况, 如文献[4]的方法只适用于与参数有关的特定范围的采样频率。根据文献中的数据<sup>[6]</sup>, 当单条轨迹的点数变多时, 算法的耗时会剧增。此外文献中的方法<sup>[1-7]</sup>大多根据交通专家对交通规则的理解, 建立了一定的数学模型, 如文献<sup>[7]</sup>中认为采样点的速度与道路的平均速度越接近, 则目标行驶在该道路上的概率越大。由于社会的发展, 交通规律在迅速地演化, 专家的知识有一定的滞后性, 未必符合目前的交通规律, 从而造成泛化性的降低及匹配结果的错误。这使得交通数据分析领域对无模型的地图匹配算法提出了需求, 如文献[8]则针对最短路径的假设, 提出基于力牵引的方法解决。

针对现有方法存在的问题, 我们引入神经网络, 提出一种新的地图匹配方法。神经网络是一种经典的深度学习模型, 目前在分类、检测、分割等图像处理领域成果显著, 但将其应用在并非与图像处理直接相关的数据预处理领域尚有困难。我们提出的方法根据 GPS 轨迹数据和地图数据构造一条最接近实际路径的曲线, 再根据这条曲线, 用简单快速的地图匹配算法在地图中找到最近的道路序列作为最终的匹配结果。我们采用计算机图形学中的样条曲线混合函数来描述轨迹的曲线段, 利用卷积神经网络(convolutional neural networks)对点图像和地图图像分别做卷积逐级地做特征提取, 将图像嵌入到高维空

间中。最后在高维空间利用回归模型生成样条曲线的参数值来控制样条曲线去接近真实的轨迹。由于目前的地图匹配算法对高采样率的 GPS 数据表现较好，我们将高频数据下采样后作为训练数据，将高采样率 GPS 数据的地图匹配结果作为标注，以验证我们提出算法的有效性。

据我们所知，我们的工作首次将神经网络引入地图匹配的研究中。优点：略

本文的剩余部分按如下结构组织内容：略

## 1 Related Work

## 2 Method

## 3 Experimental

### References:

- [1] Hall T, Beecham S, Bowes D, Gray D, Counsell S. A systematic literature review on fault prediction performance in software engineering. *IEEE Trans. on Software Engineering*, 2012,38(6):1276–1304.
- [2] Hunter, Timothy, Pieter Abbeel, and Alexandre Bayen. "The path inference filter: model-based low-latency map matching of probe vehicle data." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 15.2 (2014): 507-529.
- [3] Zheng, Yu. "Trajectory data mining: an overview." *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)* 6.3 (2015): 29.
- [4] Lou, Yin, et al. "Map-matching for low-sampling-rate GPS trajectories." *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems*. ACM, 2009.
- [5] Newson, Paul, and John Krumm. "Hidden Markov map matching through noise and sparseness." *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems*. ACM, 2009.
- [6] Yuan, Jing, et al. "An interactive-voting based map matching algorithm." *Proceedings of the 2010 Eleventh International Conference on Mobile Data Management*. IEEE Computer Society, 2010.
- [7] Hu, Gang, et al. "If-matching: Towards accurate map-matching with information fusion." *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 29.1 (2017): 114-127.
- [8] Rappos, Efstratios, Stephan Robert, and Philippe Cudré-Mauroux. "A force-directed approach for offline GPS trajectory map matching." *Proceedings of the 26th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. ACM, 2018.

## 二、 Time Distribution

Date	Tasks	Duration	Time cost
Mon. to Fri.	Thinking and discussion	9:30-22:00	10 hours
Sat.	For rest	Nearly the whole day	0 hours
Sun.	Thinking and Writing	9:30-22:00	8 hours